

文章编号: 1672-2892(2011)03-0369-05

分布式交互方向拉格朗日乘子声源定位算法

施爱春^{1a,1b}, 李 甲^{2a,2b}, 胡 波^{1b}

(1.复旦大学 a.专用集成电路与系统国家重点实验室; b.电子工程系, 上海 200433;
2.中国科学院 a.电子学研究所, 北京 100190; b.研究生院, 北京 100039)

摘 要: 如何实现高效的分布式声源定位是无线传感器网络研究的热点。通过一种基于声源信号能量的分布式声源定位算法, 采用交互方向的拉格朗日乘子方法将最大似然声源定位问题拆分到单个传感器节点, 通过桥接传感器节点实现传感器节点之间的信息融合。由于采用声源信号衰减模型, 交互方向拉格朗日乘子方法中的最优化目标函数成为非凸函数, 导致定位算法容易陷入局部最优, 为此提出了多重网格搜索方法。仿真结果表明, 新算法与现有的分布式声源定位算法相比, 具有可并行实现, 可应用于任意网络拓扑, 不易陷于局部最优等优点。

关键词: 基于能量的声源定位; 分布式算法; 无线传感器网络; 交互方向的拉格朗日乘子方法; 桥接传感器; 多重网格搜索

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

An Alternating Direction Method of Multipliers based distributed sound localization algorithm

SHI Ai-chun^{1a,1b}, LI Jia^{2a,2b}, HU Bo^{1b}

(1a.State Key Laboratory of ASIC & System; 1b.Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China;
2a.Institute of Electronics, Beijing 100190; 2b.The Graduate University, Beijing 100039, Chinese Academy of Sciences, China)

Abstract: It is a hotspot to study high-efficient distributed sound localization algorithm in Wireless Sensor Networks. An energy based distributed sound localization algorithm is proposed, which applies the Alternating Direction Method of Multipliers(ADMM) to decompose the Maximum Likelihood(ML) problem into each sensor node and uses bridged sensor nodes to implement information fusion. Due to sound energy attenuation model, the optimization target function of ADMM is non-convex, and the algorithm is prone to trapping in local optima. Multi-Resolution Search(MRS) method is proposed to solve the problem. As the simulation result shows, compared to existing distributed sound localization algorithms, the proposed algorithm can be implemented in parallel, can be applied to arbitrary network topologies, and also can avoid local optima effectively.

Key words: energy based sound localization; distributed algorithm; Wireless Sensor Networks; Alternating Direction Method of Multipliers; bridged sensors; Multi-Resolution Search

无线传感器网络的出现引起了全世界范围的广泛关注, 被广泛应用于军事、环境、医疗、家庭、工业等各种领域^[1]。声源定位在现实生活中有很多不同的应用, 如在军事应用中, 声源定位被用来跟踪呼啸而过的子弹轨迹; 在室内会议中, 声源定位被用来跟踪演讲者的位置^[2]; 又如在室外环境中, 声源定位被用来跟踪交通工具的行踪等。声源定位通常采用很多的声传感器密布在待监测的区域中, 相比于采用有线网络连接, 无线传感器网络具有节点布置灵活, 节点代价小等特点, 因而非常适用于声源定位。在传感器网络中基于接收到的声源信号能量(Received Signal Strength, RSS)来进行声源定位, 相比于到达时间差(Time Difference Of Arrival, TDOA)^[3], 不需要精确的时间同步^[4]; 同时可以采用较低的采样频率来采集声源信号数据, 降低需要处理的数据量及传输时的通信量; 另外, 通过声源信号能量可以直接检测声源是否存在。集中式的声源定位算法在很多文献中已有阐述, 如

最大似然(ML)声源定位算法^[5]和基于信号能量比的定位算法^[6]等。集中式算法存在对中心节点运算量要求很高,中心节点周围存在通信传输瓶颈,鲁棒性低等很多问题。分布式算法运算量被分摊到每个节点,每个节点的通信量也基本是均衡的,由于每个节点的地位都是平等的,因而也具有很高的鲁棒性,更适用于传感器网络中。文献[7-8]中提出一种分布式增量次梯度算法(Distributed Incremental Sub-gradient Algorithm)解决式(3)中的问题,所有节点形成一个环状拓扑结构,每个节点依次进行串行的局部运算,最后获得全局的定位估计值。算法限制了网络拓扑结构,只能进行串行计算,并且由于目标函数不是一个凸函数,算法很容易陷入到局部最优值中而无法求解得到全局最优值。

1 声音的能量衰减模型

采用声音的能量衰减模型^[5-6,9],假设有 N 个传感器节点分布在 1 个区域中(在这里考虑平面区域),每个传感器节点的位置已知,第 i 个($i=1,2,\dots,N$)传感器节点的位置为 $r_i(r_i \in R^2)$,在这个区域中存在 1 个单声源,在时间间隔 t 时,声源位置为 $\rho(t)$,则每个传感器节点接收到的声源信号能量 $z_i(t)$ 为:

$$z_i(t) = g_i \frac{S(t)}{d_i^2(t)} + \xi_i(t), \quad \xi_i \sim N(0, \sigma_i^2), \quad i=1,2,\dots,N \quad (1)$$

式中: g_i 是第 i 个传感器的增益因子; $S(t)$ 是声源信号能量; $d_i(t) = \|\rho(t) - r_i\|$ 是第 i 个传感器节点与声源之间的欧几里得距离; ξ_i 是方差为 σ_i^2 的零均值高斯白噪声。

2 分布式声源定位算法

采用最大似然估计^[5]来进行目标声源位置的计算,在高斯白噪声情况下,最大似然估计等价于最小二乘估计,定义每个节点的平方代价函数(忽略时间下标):

$$f_i(\theta) = \left(z_i - g_i \frac{S}{d_i^2} \right)^2, \quad i=1,2,\dots,N, \quad d_i = \|\rho - r_i\| \quad (2)$$

式中 $\theta = [\rho, S]$ 包含声源位置和声源信号能量。声源定位问题可以表示为如下的最优化问题:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N f_i(\theta) \quad (3)$$

式中 $\hat{\theta} = [\hat{\rho}, \hat{S}]$ 是要计算的全局的估计量。

应用文献[10-11]中的交互方向拉格朗日乘子方法(ADMM),引入桥接传感器节点来实现节点之间的信息融合,对每个传感器节点引入 1 个局部估计量 θ_i ,对每个桥接传感器节点引入 1 个桥接估计量 $\bar{\theta}_b$,式(3)可等价地转换为如下带线性约束条件的最优化问题:

$$\{\hat{\theta}_i\}_{i=1}^N = \arg \min_{\theta_i} \sum_{i=1}^N f_i(\theta_i) \quad s.t. \quad \theta_i = \bar{\theta}_b, b \in B, i \in N_b \quad (4)$$

式中: B 是所有桥接传感器节点的集合; N_b 是桥接传感器节点 b 的所有相邻传感器节点的集合。

对每个传感器节点的相邻桥接传感器节点都要引入拉格朗日乘子 $\{v_i^b\}_{i \in [1,N]}^{b \in B_i}$,并引入二次惩罚项,定义拉格朗日函数:

$$L[\theta_a, \bar{\theta}, v] = \sum_{i=1}^N f_i(\theta_i) + \sum_{b \in B} \sum_{i \in N_b} (v_i^b)^T (\theta_i - \bar{\theta}_b) + \sum_{b \in B} \sum_{i \in N_b} \frac{c_i}{2} \|\theta_i - \bar{\theta}_b\|_2^2 \quad (5)$$

式中: $\theta_a := \{\theta_i\}_{i=1}^N$; $\bar{\theta} := \{\bar{\theta}_b\}_{b \in B}$; $v := \{v_i^b\}_{i \in [1,N]}^{b \in B_i}$; $\{c_i > 0\}_{i=1}^N$ 是二次惩罚项的惩罚系数。

可以通过下面的分布式迭代算法来最小化式(5)中的拉格朗日函数。

分布式交互方向拉格朗日乘子算法(Distributed ADMM Algorithm):

$$v_i^b(k) = v_i^b(k-1) + c_i [\theta_i(k) - \bar{\theta}_b(k)], \quad b \in B_i \quad (6a)$$

$$\theta_i(k+1) = \arg \min_{\theta_i} \left[f_i(\theta_i) + \sum_{b \in B_i} [v_i^b(k)]^T [\theta_i - \bar{\theta}_b(k)] + \sum_{b \in B_i} \frac{c_i}{2} \|\theta_i - \bar{\theta}_b(k)\|_2^2 \right] \quad (6b)$$

$$\bar{\theta}_b(k+1) = \sum_{i \in N_b} \frac{1}{\sum_{\beta \in N_b} c_\beta} [v_i^b(k) + c_i \theta_i(k+1)], \quad b \in B \quad (6c)$$

式中: $f_i(\theta_i) = \left(z_i - g_i \cdot \frac{S}{d_i^2} \right)^2$; $i=1,2,\dots,N$; $d_i = \|\rho_i - r_i\|$; $\theta_i = [\rho_i, S_i]$ 。

在上述算法中, 参数值可以进行任意的初始化, 最终每个局部估计量 θ_i , $i \in [1, N]$ 都收敛于全局估计量 θ 。每个传感器节点或者桥接传感器节点只需要与相邻传感器节点进行通信, 利用自身局部信息就可以计算, 并且可以并行计算, 算法可以应用于任意网络拓扑。

对于式(6b)中无约束条件的最优化问题, 最优化目标函数不是一个非凸函数。如果采用梯度法来进行求解容易陷入局部最优值中而无法求解得到全局最优值。采用多重网格搜索算法来求解。全局网格搜索可以保证求解得到全局最优值, 但是需要很大的运算量, 多重网格搜索法(MRS)是对全局网格搜索的一个折中, 在整个搜索区域中, 首先进行粗粒度的搜索, 根据搜索结果重新确定一个较小的搜索区域, 进行更细粒度的搜索, 反复上面的过程, 直到达到所需要的搜索精确度。

多重网格搜索算法(MRS Algorithm):

对目标优化函数一共进行 m 重搜索, 对于第一重搜索, 以整个区域作为搜索区域, 否则由上一重搜索结果确定新的搜索区域。在确定的搜索区域中, 每个维度上选取 w 个网格点(一般可均匀选取), 假设有 p 个维度, 则总共有 w^p 个网格点, 对于每个网格点计算代价函数, 并选取其中 L 个最优的网格点, 以这 L 个最优的网格点围成的边界区域(一般可选取长方形区域)作为下一重搜索的新的区域再进行下一重的搜索, 直到 m 重搜索结束, 在第 m 重搜索的结果中选取最优的那个网格点作为算法的结果。

采用多重网格搜索算法也可以直接解决式(3)中的问题, 这是一个集中式算法, 称之为集中式最大似然多重网格算法(Centralized ML-MR Algorithm), 用于下面仿真中的结果对比。

3 算法仿真

将分布式交互方向拉格朗日乘子算法与分布式增量次梯度算法以及集中式最大似然多重网格算法进行对比。在一个 $5\text{ m} \times 5\text{ m}$ 的平面区域中, 随机地分布了 10 个已知位置的传感器节点, 每个节点可以与其距离在 2 m 范围内的相邻节点进行通信。在这样一个平面区域中有 1 个声源, 声源信号能量固定为 2 500, 噪声方差为 1, 则信噪比 R_{SN} 为 34 dB。声源的位置沿着一个轨迹变化, 取了 100 个固定的离散位置点, 见图 1。

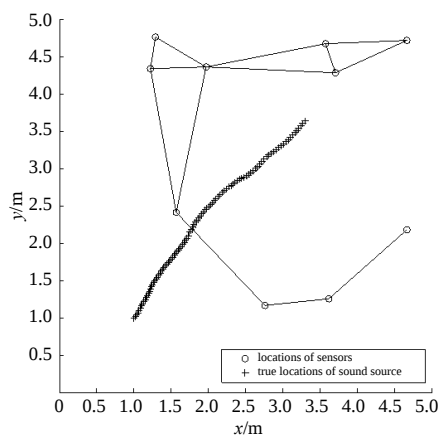


Fig.1 Topology of sensor nodes and true locations of sound source
图1 传感器网络拓扑与声源真实位置

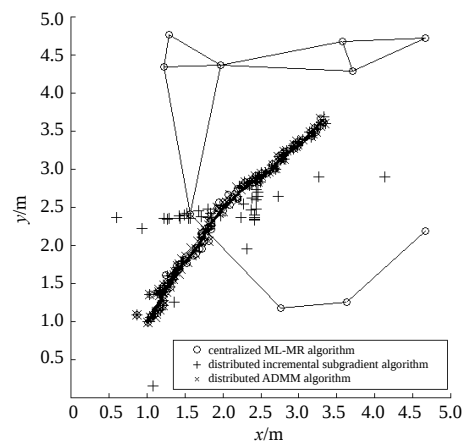


Fig.2 Localization results comparison
图2 3种算法的定位结果对比

图2给出了3种算法仿真结果的直观对比。在分布式的增量次梯度算法仿真结果中, 有一部分声源位置的定位结果较大地偏离了真实的声源位置, 这是由于目标函数不是凸函数, 算法收敛到局部最优值而较大地偏离了全局最优值造成的。集中式的最大似然多重网格算法和分布式的交互方向拉格朗日乘子方法由于采用了多重网格搜索的方法, 较好地避免了陷入局部最优值中。

通过计算算法在所有声源位置的定位结果与真实位置之间的平均距离偏差来对算法进行定量对比, 见图3。对于分布式的增量次梯度算法, 为了更准确地进行对比, 计算了排除偏离全局最优值的那些位置点后的平均距

离偏差。可以看出,集中式的最大似然多重网格算法具有最好的定位精确度,分布式交互方向拉格朗日乘子算法随着迭代步数的增加可以很好地逼近于集中式的最大似然多重网格算法的定位精确度。分布式增量次梯度算法由于陷入局部最优值,算法精确度受到较大影响。当排除偏离的那些值以后,分布式交互方向拉格朗日乘子算法结果仍要好于分布式增量次梯度算法,并且具有较快的收敛速度。

图4给出了在不同噪声情况下的定位性能。可以看出,随着 R_{SN} 的下降,算法的定位精确度下降,需要的迭代步数也增加,但是算法仍具有较好的鲁棒性。

图5给出了在不同传感器节点个数情况下的算法性能,随着传感器节点个数的增加,算法的定位精确度提高了,并且收敛速度也更快。

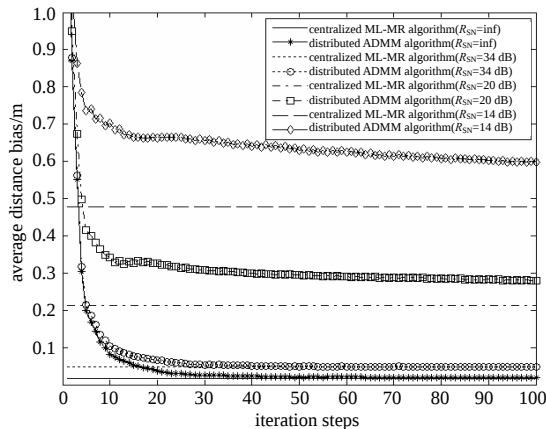


Fig.4 Average distance bias under different R_{SN} conditions
图4 在不同 R_{SN} 下的算法性能

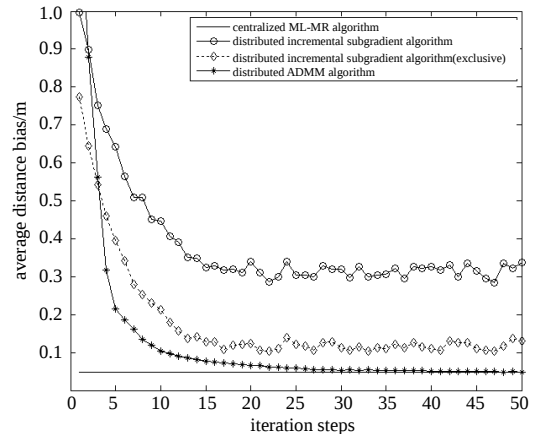


Fig.3 Average distance bias comparison
图3 算法的平均距离偏差对比

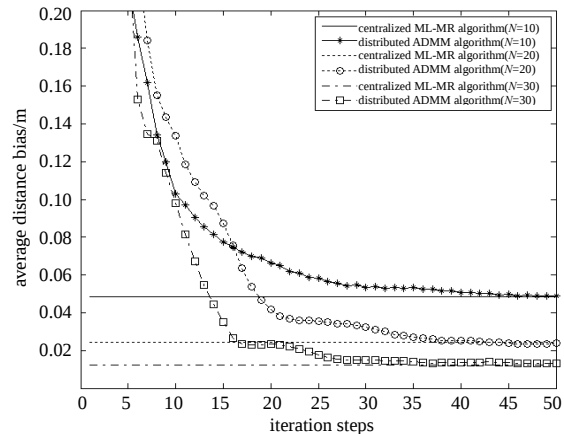


Fig.5 Average distance bias with different number of sensor nodes
图5 不同传感器节点个数时的算法性能

4 结论

本文针对传感器网络中的声源定位问题,提出了一种分布式的交互方向拉格朗日乘子算法,相比于已有的分布式增量次梯度算法,具有可并行实现,可应用于任意网络拓扑等优点,并且采用多重网格算法,有效地避免了算法陷入局部最优值。本文考虑的是单个静态声源的定位问题,实际中的声源往往是多个并且是运动的,如何来跟踪一个区域内运动的多个声源是后续需要研究的一个方向。

参考文献:

- [1] Estrin D, Culler D, Pister K, et al. Connecting the physical world with pervasive networks[J]. IEEE Pervasive Computing, 2002, 1(1): 59-69.
- [2] Huang J, Ohnishi N, Sugie N. Sound localization in reverberant environment based on the model of the precedence effect[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 1997, 46(4): 842-846.
- [3] Patwari N, Ash J N, Kyperountas S, et al. Locating the nodes: Cooperative localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 54-69.
- [4] Mungamuru B, Aarabi P. Enhanced sound localization[J]. IEEE Transaction on systems, man and cybernetics, 2004, 34(3): 1526-1540.
- [5] Sheng X, Hu Y H. Maximum likelihood multiple-source localization using acoustic energy measurements with wireless sensor networks[J]. IEEE Transaction on signal processing, 2005, 53(1): 44-53.
- [6] Li D, Hu Y H. Energy based collaborative source localization using acoustic micro-sensor array[J]. IEEE Conference on Multimedia signal processing, 2003(4): 371-375.
- [7] Rabbat M, Nowak R. Decentralized source localization and tracking[C]// Proc. 2004 IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing (ICASSP). Montreal: [s.n.], 2004: 921-924.